

Weekly Report

May 26, 2019

1 Work

1. 图片增强任务由于在完全unpair的条件下的效果一直不太好，所以觉得尝试使用semi-supervised的setting，也就是给一部分成对数据，使得网络的学习更加有针对性。当成对数据占比为100%时，则为paired setting，当成对数据占比为0%时，则为unpaired setting。
2. Adversarial Attack使用字典直接学习对抗样本，目前进攻的结果不够真实。图左为进攻后的结果。



Figure 1: Adversarial Example

3. 工作时长：工作日每天9个小时，周末共12个小时，共57个小时。

1.1 工作进度

2 Paper Reading

2.1 DRIT++: Diverse Image-to-Image Translation via Disentangled Representations

和MUNIT类似，通过解耦图片的内容和属性两个变量来达到图片到图片转换的目的。

Table 1: 工作进度

项目	进度	截止时间
DRGraph	正在修改代码	6.30
unpair 低光照图片增强	目前初步的实验效果不佳	7.30
Universal Flow Attack	基于字典学习Adversarial Attack	6.30

2.2 Adversarial Variational Embedding for Robust Semi-supervised Learning

本文使用VAE方法学习图片特征。VAE方法有一个问题是得到的向量的过程包含了随机采样，使得其对应的向量不具有代表性。因为本文提出AAVE的方法，提前预测一个向量，然后使用GAN优化这个向量的，并且在Discriminator中预测向量所属的类别。

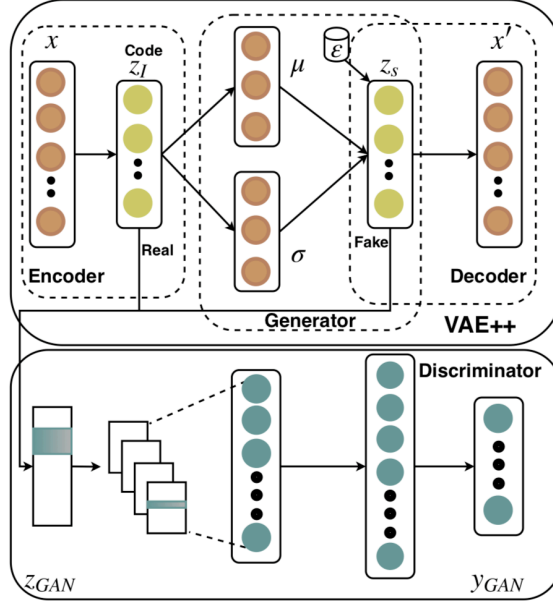


Figure 2: #2

2.3 Semantic Adversarial Network for Zero-Shot Sketch-Based Image Retrieval

对于用sketch搜索image的任务，以往的方法直接使用sketch的特征去搜索image的特征，忽略了一个多个sketch可以对应同一个图片的情况。因此，本文采用GAN的方式，用sketch合成对应的image特征，从而去搜索对应的图片。

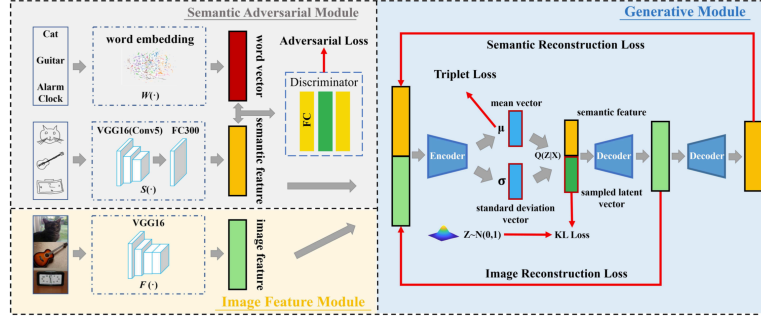


Figure 3: #3

2.4 CATEGORICAL REPARAMETERIZATION WITH GUMBEL-SOFTMAX

隐藏变量一般很少将label信息融入其中，比如当前的做法都是额外补充一个变量作为label的向量，这使得算法无法对于这个label的向量求梯度，只能使用采样的方法进行多次计算。本文提出一个GUMBEL-SOFTMAX，使得我们可以把label embedding的情况作为一个可导的过程，这样子不但可以提升算法性能，还可以加速算法的计算。

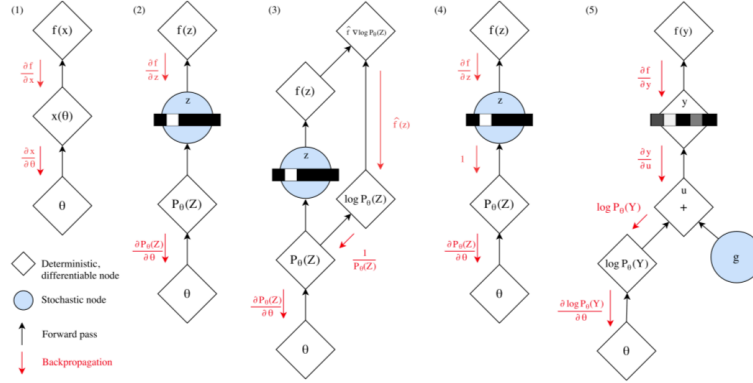


Figure 2: Gradient estimation in stochastic computation graphs. (1) $\nabla_{\theta} f(x)$ can be computed via backpropagation if $x(\theta)$ is deterministic and differentiable. (2) The presence of stochastic node z precludes backpropagation as the sampler function does not have a well-defined gradient. (3) The score function estimator and its variants (NVIL, DARN, MuProp, VIMCO) obtain an unbiased estimate of $\nabla_{\theta} f(x)$ by backpropagating along a surrogate loss $\hat{f} \log p_{\theta}(z)$, where $\hat{f} = f(x) - b$ and b is a baseline for variance reduction. (4) The Straight-Through estimator, developed primarily for Bernoulli variables, approximates $\nabla_{\theta} z \approx 1$. (5) Gumbel-Softmax is a path derivative estimator for a continuous distribution y that approximates z . Reparameterization allows gradients to flow from $f(y)$ to θ . y can be annealed to one-hot categorical variables over the course of training.

Figure 4: #4